



Segmentation de noeuds de bois à partir d'images tomодensitométriques : approches transversales et tangentielles

Adrien Krähenbühl, Bertrand Kerautret, Isabelle Debled-Rennesson

► To cite this version:

Adrien Krähenbühl, Bertrand Kerautret, Isabelle Debled-Rennesson. Segmentation de noeuds de bois à partir d'images tomодensitométriques : approches transversales et tangentielles. Reims Image, Nov 2014, Reims, France. pp.5. hal-01098131

HAL Id: hal-01098131

<https://inria.hal.science/hal-01098131>

Submitted on 4 Feb 2015

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Segmentation de nœuds de bois à partir d'images tomодensitométriques : approches transversales et tangentielles

Adrien Krähenbühl¹

¹ LORIA, UMR CNRS 7503, Université de Lorraine, 54506 Vandœuvre-lès-Nancy.

Résumé

Le traitement automatique des images tomодensitométriques de bois doit permettre aux scieries d'optimiser le rendement et la qualité des planches. Les nœuds de bois sont le principal facteur de qualité d'une planche et déterminer une méthode de segmentation adaptée est un enjeu important. Cet article propose une revue de deux méthodes proposées qui considèrent les coupes transversales initiales [KKDR*14] et des coupes tangentielles aux cernes [KRR*14]. Elles sont construites en intégrant les connaissances a priori sur la structure d'un tronc et la géométrie des objets étudiés, les nœuds. Ces connaissances permettent de spécialiser les approches théoriques classiques et d'obtenir des résultats très proches d'une segmentation manuelle. Ces deux approches entièrement automatiques sont comparées à trois approches nécessitant des marqueurs sur les objets ciblés, issues du cadre des Power Watershed [CGNT11]. Elles sont implémentées dans le logiciel TKDetection [Krä14], libre de droits.

Mots clé : segmentation d'image, tomодensitométrie, nœuds de bois, analyse géométrique.

1. Introduction

L'analyse des images tomодensitométriques de bois obtenues par un scanner à rayons X est aujourd'hui un problème à la fois de recherche agronomique et industriel. Les scieries sont directement concernées par les solutions d'analyse non destructive des troncs, pour maximiser le prix de revient des planches découpées. En particulier, détecter en

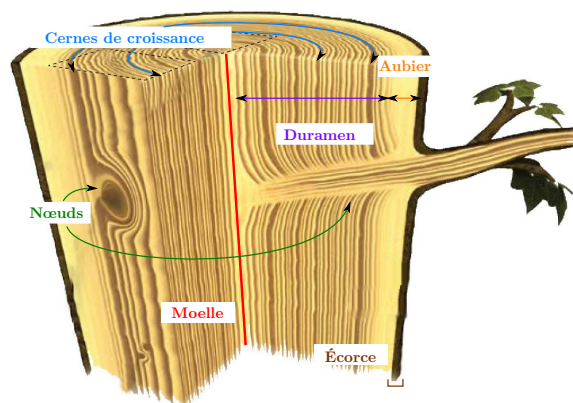
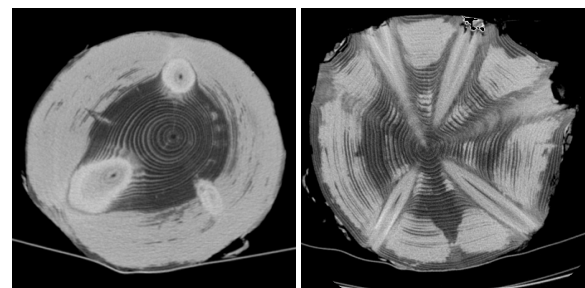


Figure 1. Organisation interne des différents constituants d'un tronc.



(a) Coupe de Pin.

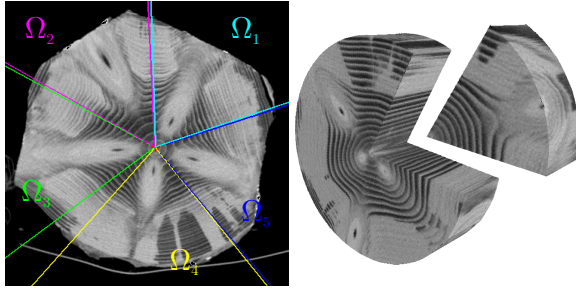
(b) Coupe d'Épicéa.

Figure 2. Mise en évidence de l'intensité similaire des nœuds et de l'aubier humide. Lorsque les nœuds sont en contact avec l'aubier, leurs frontières ne sont plus clairement distinctes.

amont de la découpe le positionnement et les caractéristiques des nœuds de bois[†], principaux facteurs de qualité d'une planche, permettrait de calculer l'orientation du tronc engendrant le meilleur rendement [SBH*14].

Dans ce contexte, l'étape essentielle de l'analyse des images tomодensitométriques est la segmentation des nœuds. La difficulté majeure lors de l'analyse de ce type

[†]. Nœud de bois : partie initiale de la branche située à l'intérieur du tronc.



(a) Zones de nœuds d'une coupe. (b) Volume d'une zone de nœud.

Figure 3. Définition des zones de nœud pour isoler chaque nœud. En **a** une coupe transversale avec les délimitations des intervalles angulaires Ω_1 à Ω_5 des cinq zones de nœud. En **b** le volume d'une zone de nœud extraite d'un verticille.

d'image est relative à l'humidité de l'aubier[‡] (voir Figure 1). Sur une image tomodesitométrique, l'intensité de l'aubier humide est très proche, voire identique, à celle des nœuds, et il est compliqué de les discerner lorsqu'ils sont en contact (voir Figure 2). Les techniques classiques de segmentation d'image ne permettent pas d'obtenir les frontières précises des nœuds, comme cela a été présenté dans [KKDR*14].

Afin d'obtenir une segmentation précise, il est proposé d'intégrer des connaissances a priori dans le processus. Ces informations sont d'ordres structurels et géométriques : croissance centrée sur la moelle, cernes concentriques, tronc tubulaire, sections circulaires des nœuds, etc. (voir Figure 1). Elles sont intégrées dans chacune des étapes de la segmentation pour diriger la recherche des frontières des nœuds. Le processus global de segmentation proposé est composé de deux phases :

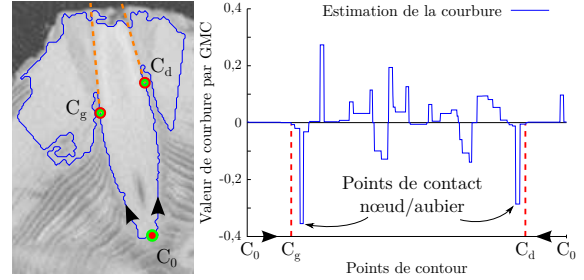
1. Détection des zones de nœud
2. Segmentation de chaque zone de nœud

Le concept de zone de nœud et le principe de détection associé sont détaillés dans [KKDR*12] et [KKDR13]. Ils permettent d'isoler chaque nœud dans un sous-volume de l'image initiale et garantissent la présence d'un et un seul nœud dans ce volume.

Dans cet article, deux méthodes de segmentation d'une zone de nœud sont présentées : à partir des coupes transversales (section 2) et à partir de coupes tangentielles (section 3). Elles sont ensuite comparées entre elles et à trois méthodes de segmentation existantes, sur un échantillon de nœuds de trois espèces d'arbres différentes (section 4).

2. Segmentation transversale

Cette approche de segmentation, détaillée dans [KKDR*14], considère un nœud isolé dans une zone de nœud. Une zone de nœud est un sous-ensemble des coupes transversales aux cernes, générées par un scanner à rayon X (voir Figure 3). L'approche de segmentation



(a) Segmentation de (b) Estimation de la courbure du contour de la section d'un nœud. la composante connexe 2D.

Figure 4. Utilisation de l'estimateur de courbure GMC [KL09] pour détecter les points de contact C_g et C_d entre le nœud et l'aubier et pour prolonger le contour du nœud dans l'aubier à partir de l'information de courbure dans le voisinage local de ces deux points.

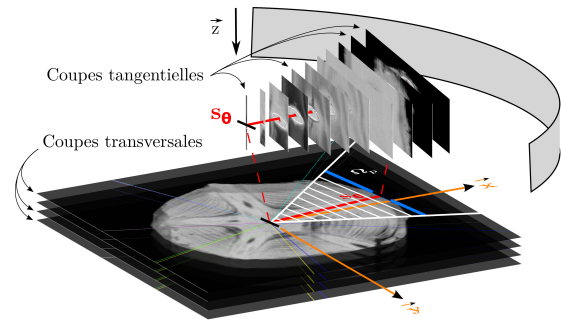


Figure 5. Génération des coupes tangentielles d'une zone de nœud entre la moelle du tronc et l'écorce.

proposée utilise en premier lieu des extractions en composantes connexes 2D et 3D à partir d'un seuillage. Ce seuil est défini en utilisant l'information a priori de densité des nœuds de bois. En résulte une composante connexe 3D contenant à la fois le nœud et l'aubier humide connecté. La séparation des deux entités s'effectue alors coupe par coupe. Sur le contour de la section 2D de la composante connexe 3D, on utilise l'estimateur de courbure proposé par B. Kerautret et J.-O. Lachaud [KL09]. Il permet à la fois de détecter les points de contact entre le nœud et l'aubier et d'estimer la trajectoire du contour du nœud dans l'aubier (voir Figure 4). Les sections du nœud ainsi définies sont concaténées pour constituer le volume 3D du nœud segmenté.

3. Approche tangentielle

L'approche tangentielle se base sur le concept de coupes tangentielles aux cernes de croissance (voir Figure 1), proposé par J.-R. Roussel et al. [RMK*14]. Le volume de la zone de nœud est ré-échantillonné en un ensemble de coupes tangentielles, entre la moelle du tronc et l'écorce (voir Figure 5). La moelle du nœud est détectée à partir d'une adaptation de l'algorithme de Boukadida et al. [BLC*12], dédié initialement à la moelle du tronc. Chaque coupe tangentielle est ensuite segmentée individuellement. L'information a priori de circularité de la section d'un nœud sur une coupe

[‡]. Aubier : partie du tronc située entre l'écorce et le duramen, qui transporte la sève.

orthogonale à sa moelle est utilisée pour tester l'ensemble des contours possibles du nœud, des ellipses discrètes centrées sur la moelle. Une fois l'ellipse la plus probable déterminée sur chaque coupe, le volume du nœud est reconstitué en utilisant une régression sur la série des rayons d'ellipse obtenus, puis en concaténant l'ensemble des sections du nœud ainsi définies. Une version détaillée de cette approche est proposée dans [KRK*14].

4. Comparaisons

Les deux méthodes, transversales (section 2) et tangentielles (section 3), notées respectivement CKD (Curvature-based Knot Detection) et TKD (Tangential-based Knot Detection), sont comparées à trois approches de segmentation entrant dans le cadre des Power Watershed [CGNT11] :

PW : lorsque avec le paramètre $q = 2$;

KR : avec $q \rightarrow \infty$ et le calcul de l'arbre recouvrant par Kruskal ;

PR : avec $q \rightarrow \infty$ et le calcul de l'arbre recouvrant par Prim ;

Ces trois approches nécessitent de placer des marqueurs, à la fois sur l'arrière-plan de l'image et sur l'objet à segmenter. Le processus consiste ensuite à décider si les pixels non marqués appartiennent à l'arrière-plan ou à l'objet. Pour placer les marqueurs dans les zones de nœuds, deux stratégies sont utilisées. L'arrière-plan est défini à partir de l'ensemble des pixels inférieurs à un seuil donné. Suivant les critères calculés, le seuil utilisé sera 150 ou 175. Pour les objets à segmenter, chaque nœud est marqué manuellement et individuellement en positionnant un tube en son centre (voir Figure 6). On effectue également une segmentation manuelle qui servira de référence pour mesurer la qualité de chaque méthode de segmentation.

Les expérimentations sont menées sur un échantillon de trois verticilles[§] de nœuds, appartenant chacun à une espèce différente de résineux : un Épicéa commun (SPR), un Sapin pectiné (FIR) et un Pin sylvestre (PIN). L'aubier de ces trois verticilles est humide et représente près de la moitié du volume total de bois.

Les critères de comparaison permettent d'évaluer les volumes des nœuds obtenus par chaque méthode de segmentation. Les critères volumiques et de distance considèrent l'ensemble E_R des voxels du volume de référence, obtenu par segmentation manuelle, ainsi que l'ensemble E_S des voxels appartenant au volume segmenté. On note E_{S-} l'ensemble des voxels de E_S qui n'appartiennent pas au volume de référence, tels que $E_{S-} = E_S \setminus E_R$. Les critères de courbure utilisent quant à eux l'estimateur de courbure proposé par D. Cœurjolly et al. [CLL13], qui sera noté κ , et la mesure d'erreur quadratique moyenne MSE mesurée localement entre un surfel s_S du volume segmenté et le surfel s_R du volume de référence le plus proche, telle que $MSE_{\kappa}(s_S, s_R) = (\kappa(s_S) - \kappa(s_R))^2$.

Les critères sont définis comme suit :

[§]. Verticille de nœuds : groupe de nœuds situés à une même hauteur dans l'arbre et répartis tout autour de la moelle.

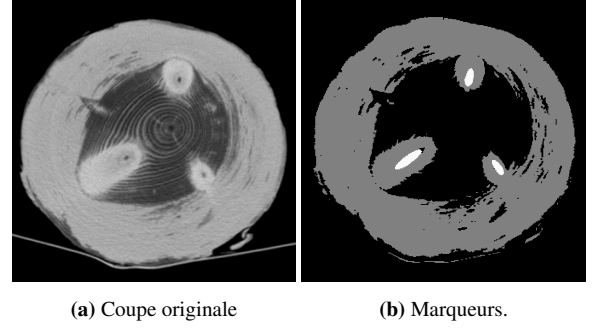


Figure 6. Initialisation des marqueurs pour les algorithmes PW, KR et PR. L'arrière-plan est marqué en noir et les nœuds en blanc. Ces algorithmes permettent d'associer chaque pixel gris à l'arrière-plan ou à un nœud.

F-mesure combine les notions de rappel/précision calculées sur E_S et E_R , de façon égalitaire avec pénalisation réciproque. Ce critère est compris entre 0 et 1. Il vaut 0 si le rappel ou la précision valent 0, et 0,5 si les deux valent 0,5 :

$$F\text{-mesure} = \frac{2 \times \text{rappel} \times \text{precision}}{\text{rappel} + \text{precision}} \quad (1)$$

δ_H est la distance de Hausdorff, la distance maximale d'un voxel mal segmenté (faux positif) au plus proche voxel du volume de référence :

$$\delta_H(E_S, E_R) = \max_{v_S \in E_{S-}} \left\{ \min_{v_R \in E_R} d_E(v_S, v_R) \right\} \quad (2)$$

δ_m est la distance euclidienne moyenne entre des voxels mal segmentés et les plus proches du volume de référence :

$$\delta_m(E_S, E_R) = \frac{1}{E_{S-}} \times \sum_{v_S \in E_{S-}} \min_{v_R \in E_R} d_E(v_S, v_R) \quad (3)$$

ξ_{moy} est l'erreur de courbure moyenne. Elle correspond à la moyenne des écarts quadratiques de chaque surfel s_S de la surface du volume segmenté, au plus proche surfel s_R du volume de référence :

$$\xi_{moy}(E_S, E_R) = \frac{1}{S_S} \sum_{s_S \in E_S} MSE_{\kappa}(s_S, s_R) \quad (4)$$

ξ_{max} est l'erreur de courbure maximum. Elle correspond au maximum des erreurs quadratiques moyennes calculées entre un surfel s_S de la surface du volume segmenté et le plus proche surfel s_R du volume de référence :

$$\xi_{max}(E_S, E_R) = \max_{s_S \in E_S} MSE_{\kappa}(s_S, s_R) \quad (5)$$

L'ensemble des mesures effectuées sont récapitulées et illustrées Tableau 1. Pour les algorithmes PW, KR et PR, trois seuils d'arrière-plan ont été testés : 100, 150 et 175. Le tableau présente les mesures pour les seuils ayant permis d'obtenir les meilleurs résultats. Pour cela, les critères $F\text{-mesure}$, δ_H et δ_m sont calculés à partir des volumes obtenus avec un seuil de 175. Pour les critères de courbure ξ_{moy} et ξ_{max} , les volumes segmentés avec un seuil de 150 obtiennent les meilleurs résultats. Toutes ces mesures, ainsi que les illustrations du Tableau 1, ont été réalisées à l'aide

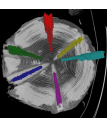

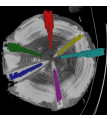

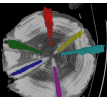

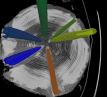

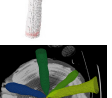
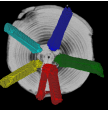

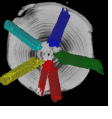
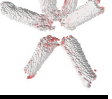
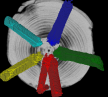
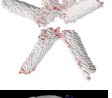
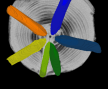

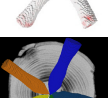
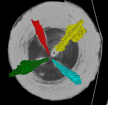

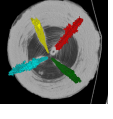

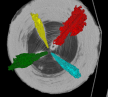
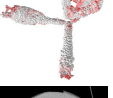
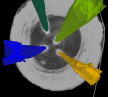
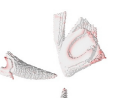
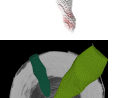

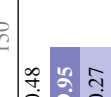

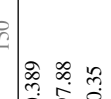

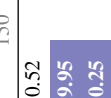

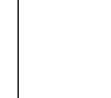

Méthode	PW _q = 2		Kruskal		Prim		CKD	TKD	Manuelle
SPR									
	175	150	175	150	175	150			
	0.438	14	0.445	14	0.432	14	0.728	0.770	1
	F -mesure						18.44	10.49	0
	δ_H	0.6	0.6	0.6	0.6	0.6	0.2	0.5	0
	δ_m	0.0126	0.0028	0.0099	0.0099	0.0099	0.0044	0.0036	0
FIR									
	175	150	175	150	175	150			
	0.839	21.47	0.83	12.81	0.839	18.38	0.849	0.85	1
	F -mesure						11	21.75	0
	δ_H	0.37	0.28	0.39	0.39	0.39	0.11	0.28	0
	δ_m	0.0015	0.0015	0.0018	0.0018	0.0018	0.0022	0.0014	0
PIN									
	175	150	175	150	175	150			
	0.48	9.95	0.389	97.88	0.52	9.95	0.78	0.805	1
	F -mesure						54.24	40.96	0
	δ_H	0.27	0.35	0.25	0.25	0.25	1.6	1.42	0
	δ_m	0.0051	0.0080	0.0069	0.0069	0.0069	0.0041	0.0025	0
SPR									
	175	150	175	150	175	150			
	0.0816	45.71	0.0534	3.19	0.0700	17.4	0.1706	0.0374	0
	F -mesure						3.22	0.86	-
	δ_H								
	δ_m								
	ξ_{moy}								
	ξ_{max}								
	temps (s)								

Table 1. Comparaisons des méthodes de segmentation CKD et TKD proposées avec les algorithmes PW, KR et PR du cadre des Power Watershed. Les résultats de F -mesure, δ_H , δ_m et les temps de calculs sont obtenus pour des seuils d'arrière-plan de 175 (vignettes de gauche) tandis que les mesures des erreurs de courbure ξ_{moy} et ξ_{max} sont obtenues pour un seuil de 150 (vignettes de droite), et représentées avec un dégradé du blanc (aucune erreur) au rouge (erreur maximum). Sont surlignés les premiers et seconds meilleurs scores pour chaque mesure.

des outils *volShapeMetrics* et *3dLocalEstimators* des bibliothèques DGtal [Dt11a] et DGtalTools [Dt11b].

Le constat principal de ces expérimentations est l'avantage indéniable de la méthode TKD sur les autres. Elle totalise plus de la moitié des meilleurs résultats sur l'ensemble des critères. Malgré l'utilisation de marqueurs pour diriger la segmentation, les méthodes PW, KR et PR obtiennent une segmentation des nœuds moins précise. Elles tendent à sous-estimer le volume du nœud, ce qui leur permet d'obtenir de bons résultats pour les distances δ_H et δ_m , alors que CKD et TKD ont plutôt tendance à les surestimer. On peut noter les temps de calculs intéressants de KR, largement inférieurs à ceux de PW et PR, mais cependant plus importants que ceux de TKD. Les critères de courbures permettent de prendre en compte l'aspect géométrique du volume des nœuds et leur cohérence avec l'apparence visuelle de la segmentation manuelle. Sur les vignettes de droite du Tableau 1, les divergences de courbures importantes sont visualisées en rouge. Le verticille de Pin met en évidence la robustesse de CKD et TKD sur des nœuds atypiques, lorsque les autres méthodes divergent assez nettement sur le critère ξ_{moy} . Il vient contrebalancer les critères volumiques où la sous-estimation du volume leur permet d'obtenir de bons résultats : PR obtient les meilleurs résultats pour les mesures de distance.

5. Conclusion

L'intégration de connaissances a priori dans le processus de segmentation permet d'améliorer la précision et la robustesse de la segmentation tout en diminuant les temps de calcul. La spécialisation et la combinaison d'algorithmes génériques de segmentation se basent sur des connaissances d'ordres structurels et géométriques. Elles apportent une aide à la décision essentielle pour prendre en compte à la fois les spécificités et la diversité des espèces d'arbres, et bien sûr celles des images inhérentes. Les temps de calculs sont actuellement obtenus sur une implémentation séquentielle, librement disponible [Krä14]. Les deux méthodes proposées comportent cependant un fort potentiel de parallélisation qu'il serait intéressant d'étudier. L'utilisation de ces méthodes dans un contexte industriel nécessite en effet une attention particulière au temps de calcul, pour les intégrer à la chaîne de production sans impacter négativement le débit actuel.

Références

- [BLC*12] BOUKADIDA H., LONGUETAUD F., COLIN F., FREYBURGER C., CONSTANT T., LEBAN J.-M., MOTHE F. : Pithextract : a robust algorithm for pith detection in computer tomography images of wood – Application to 125 logs from 17 tree species. *Computers and Electronics in Agriculture*. Vol. 85, Num. 0 (2012), 90–98.
- [CGNT11] COUPRIE C., GRADY L., NAJMAN L., TALBOT H. : Power watersheds : A unifying graph-based optimization framework. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*. Vol. 33, Num. 7 (July 2011), 1384–1399.
- [CLL13] COEURJOLLY D., LACHAUD J.-O., LEVALLOIS J. : Integral based curvature estimators in digital geometry. In *17th International Conference on Discrete Geometry for Computer Imagery (DGCI 2013)* (mar 2013), vol. 7749 de *Lecture Notes in Computer Science*, pp. 215–227.
- [Dt11a] DGTAL TEAM : DGtal : Digital geometry tools and algorithms library, 2011. <http://libdgtal.org>.
- [Dt11b] DGTAL TEAM : DGtaltools, 2011. <https://github.com/DGtal-team/DGtalTools>.
- [KKDR*12] KRÄHENBÜHL A., KERAUTRET B., DEBLE-RENNESON I., LONGUETAUD F., MOTHE F. : Knot detection in X-ray CT images of wood. In *ISVC* (July 2012), vol. 7432 de *LNCS*, pp. 209–218.
- [KKDR13] KRÄHENBÜHL A., KERAUTRET B., DEBLE-RENNESON I. : Knot segmentation in noisy 3D images of wood. In *DGCI* (March 2013), vol. 7749 de *LNCS*, pp. 383–394.
- [KKDR*14] KRÄHENBÜHL A., KERAUTRET B., DEBLE-RENNESON I., MOTHE F., LONGUETAUD F. : Knot segmentation in 3d CT images of wet wood. *Pattern Recognition*. Vol. 1, Num. 0 (2014), 1–17.
- [KL09] KERAUTRET B., LACHAUD J.-O. : Curvature estimation along noisy digital contours by approximate global optimization. *Pattern Recognition*. Vol. 42, Num. 10 (October 2009), 2265–2278.
- [Krä14] KRÄHENBÜHL A. : TKDetection, July 2014. <https://github.com/akrah/TKDetection>.
- [KRK*14] KRÄHENBÜHL A., ROUSSEL J.-R., KERAUTRET B., DEBLE-RENNESON I., MOTHE F., LONGUETAUD F. : Segmentation robuste de nœuds à partir de coupes tangentielles issues d'images tomographiques de bois. In *Actes de la conférence RFIA 2014* (June 2014).
- [RMK*14] ROUSSEL J.-R., MOTHE F., KRÄHENBÜHL A., KERAUTRET B., DEBLE-RENNESON I., LONGUETAUD F. : Automatic knot segmentation in CT images of wet softwood logs using a tangential approach. *Computers and Electronics in Agriculture*. Vol. 104, Num. 0 (2014), 46–56.
- [SBH*14] STÄNGLE S., BRÜCHERT F., HEIKKILÄ A., USENIUS T., USENIUS A., SAUTER U. : Potentially increased sawmill yield from hardwoods using x-ray computed tomography for knot detection. *Annals of Forest Science* (2014), 1–9.